

PENGENALAN INDIVIDU MELALUI IRIS MATA MENGGUNAKAN *LOCAL BINARY PATTERN* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE*

RECOGNITION OF AN INDIVIDUAL WITH IRIS' EYE USING LOCAL BINARY PATTERN AND SUPPORT VECTOR MACHINE

Aulia Novrida Bainuri¹, Rita Purnamasari, S.T.,M.T², Sofia Sa'idah, S.T.,M.T³

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung

¹ aulianovridabainuri@telkomuniversity.ac.id, ² ritapurnamasari@telkomuniversity.co.id

³ sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Biometrik Iris adalah bidang yang menarik, luas, sangat berkembang, dan banyak digunakan sebagai pengenalan individu. Iris adalah daerah lingkaran mata yang dibatasi oleh pupil dan sklera (putih mata) di kedua sisinya. iris dapat dijadikan sebagai Pattern Recognition untuk mengetahui seseorang yang memiliki pola iris tersebut. Iris memiliki pola yang berbeda sehingga besar kemungkinan seseorang dapat dikenali pola iris matanya. Pada penelitian sebelumnya pengenalan iris menggunakan metode LBP dan klasifikasi *Neural Network* mendapatkan performansi akurasi sebesar 93,5%.

Dalam penelitian Tugas Akhir ini penulis membahas teknik untuk pengenalan melalui citra mata yang diambil pola citra iris matanya. Penulis menggunakan Metode *Local Binary Pattern* dan klasifikasi *Support Vector Machine* dan *K-Nearest Neighbor* sebagai pembandingan klasifikasi. Pada klasifikasi SVM ini berbeda dengan *Neural Network* yang berusaha mencari hyperplane pemisah antar kelas. proses *preprocessing* dalam pengolahan data dapat diambil bagian irisnya saja.

Hasil penelitian Tugas Akhir ini adalah suatu sistem untuk pengenalan individu. Pada pengujian dengan metode LBP dan klasifikasi SVM memperoleh tingkat akurasi terbaik pada pengenalan iris mata sebelah kiri dengan menggunakan fungsi Kernel *Gaussian*, size 64x64, 6 parameter ciri statistik, dan *multiclass* OAA yaitu 87,4286% dan waktu komputasi sebesar 19,32 detik. Sedangkan akurasi metode LBP dan klasifikasi KNN pada iris mata sebelah kiri menggunakan jarak cosine pada saat nilai K=1 yaitu 88,2857% dengan waktu komputasi 6,79 detik.

Kata Kunci : *Pattern Recognition, Local Binary Pattern, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, Neural Network, Iris mata.*

Abstract

Iris Biometrics is an interesting, broad, highly developed field, and is widely used as an introduction to individuals. Iris is an eye circle area bordered by pupils and sclera (white eyes) on both sides. iris can be used as Pattern Recognition to find out someone who has the iris pattern. Iris has a different pattern so that it is highly probable that a person can recognize the iris pattern. In the previous study iris recognition using the LBP method and the Neural Network classification got an accuracy of 93.5%.

In this Final Project research the author discusses techniques for recognition through eye images taken by the iris image pattern. The author uses the Local Binary Pattern Method and the Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor classification as a classification comparison. This SVM classification is different from the Neural Network which tries to find a separator hyperplane between classes. the preprocessing process in processing data can only be taken part of the iris.

The results of this Final Project research are a system for individual recognition. The LBP method and SVM classification obtained the best accuracy in the introduction of the left eye iris using the Gaussian Kernel function, size 64x64, 6 statistical feature parameters, and multiclass OAA which was 87.4286% and computational time of 19.32 seconds. While the accuracy of the LBP method and the KNN classification on the left eye iris uses the cosine distance when the K = 1 value is 88.2857% with a computing time of 6.79 seconds.

Keywords: *Pattern Recognition, Local Binary Pattern, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, Neural Network, Iris.*

1. Pendahuluan

Setiap manusia memiliki ciri yang berbeda dengan manusia lainnya. Sebelumnya terdapat beberapa pengenalan individu seperti kartu identitas. Sehingga saat ini teknologi sangat berkembang untuk membantu manusia dalam menyelesaikan sesuatu bahkan melakukan kemudahan untuk sistem absensi. Pada sistem biometrik pengenalan individu dapat berupa sidik jari (fingerprint), pengenalan wajah (face recognition), geometri tangan (hand geometry), iris mata (iris recognition), tanda tangan (signature), gaya berjalan (gait recognition), pola suara (voice), telinga (ear), dan telapak tangan (palmprint) [1]. Melihat kurangnya sistem absensi tersebut, maka sebagai penelitian tugas akhir ini pengenalan individu menggunakan pengenalan iris (iris recognition) ini dibuat untuk identitas diri agar lebih efektif dalam proses absensi. Melihat kurangnya sistem absensi tersebut, maka sebagai penelitian tugas akhir ini pengenalan individu menggunakan pengenalan iris (iris recognition) ini dibuat untuk identitas diri agar lebih efektif dalam proses absensi.

Iris mata (selaput mata) adalah daerah berbentuk gelang pada mata yang dibatasi oleh pupil dan sklera (bagian putih dari mata) [2]. Dalam beberapa tahun terakhir, identifikasi biometrik telah terbukti menjadi sarana yang lebih dapat diandalkan untuk memverifikasi identitas manusia hingga saat ini [3]. Pengenalan iris (iris recognition) adalah metode autentikasi biometrik otomatis yang menggunakan teknik pengenalan pola matematika pada gambar iris mata individu, yang pola acak kompleksnya unik dan dapat dilihat dari jarak tertentu [4]. Pada penelitian sebelumnya terdapat pengenalan iris mata menggunakan metode LBP dan klasifikasi *Neural Network* mendapatkan akurasi 93,5% [4]. Pada proposal tugas akhir ini saya mengusulkan sistem pengenalan iris mata menggunakan *Local Binary Pattern (LBP)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. *Local Binary Pattern (LBP)* sebagai ekstraksi ciri untuk memperoleh fitur iris dengan membandingkan piksel gambar dengan piksel tetanggaannya. Kemudian akan di klasifikasikan dengan menggunakan *Support Vektor Machine (SVM)* yang menemukan fungsi pemisah optimal yang bisa memisahkan dua set data dari dua kelas yang berbeda menggunakan hyperplane (bidang pemisah). Selanjutnya menggunakan klasifikasi *K- Nearest Neighbor (KNN)* sebagai pembandingan klasifikasi dengan melihat jarak terdekat.

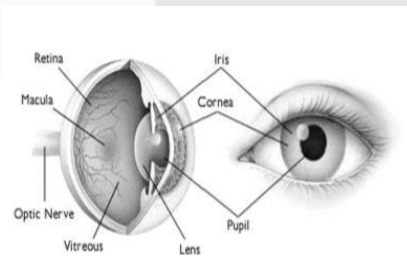
2. Dasar Teori

2.1 Biometrik

Biometrik merupakan studi tentang metode otomatis untuk mengenali atau mengidentifikasi manusia berdasarkan satu atau lebih bagian tubuh manusia atau kelakuan dari manusia itu sendiri [5]. Sistem biometrik menggunakan berbagai karakteristik fisik atau perilaku, termasuk geometri sidik jari, wajah, tangan / jari, iris, retina, tanda tangan, gaya berjalan, telapak tangan, pola suara, telinga, vena tangan, bau atau informasi DNA dari suatu individu untuk menetapkan identitas [1]. Beberapa sistem biometrik yang telah di kembangkan di berbagai aplikasi seperti *hand geometry*, *fingerprint*, *iris*, *palmprint*, *voice*, dan *face recognition*.

2.2 Biometrik Iris

Biometrik Iris adalah bidang yang menarik, luas, dan sangat berkembang. Iris mata adalah daerah lingkaran mata yang dibatasi oleh pupil dan sklera (putih mata) di kedua sisinya [1]. Pengenalan Iris (*Iris Recognition*) adalah metode yang berkembang pesat dari otentikasi biometrik yang menggunakan teknik pengenalan pola pada gambar iris untuk mengidentifikasi individu secara unik [6]. Tekstur iris yang kompleks membawa informasi yang sangat khas yang berguna untuk pengenalan pribadi. Keakuratan dan kecepatan sistem pengenalan menggunakan iris mata saat ini mendukung kelayakan sistem identifikasi skala besar. Berdasarkan informasi iris, Setiap iris berbeda dan bahkan iris kembar identik juga berbeda.



Gambar 2.1 Struktur Iris Mata

2.3 Pengolahan Citra

2.3.1 Citra Digital

Citra digital didefinisikan sebagai 2 variable, $f(x,y)$ dimana x dan y adalah koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ adalah intensitas citra pada koordinat tersebut. Citra digital direpresentasikan sebagai matrik berukuran $N \times M$, dimana N merupakan baris dan M merupakan kolom [7]. Dimana nilai m , n , dan k adalah bilangan bulat

positif. Interval (0,G) disebut skala keabuan. Secara sistematis citra digital dapat dinyatakan dengan diwakili oleh sebuah matrik 2 dimensi $f(x,y)$ yang terdiri dari M dan N sebagai berikut :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.3.2 Jenis Citra Digital

1. Color Image atau RGB (Red, Green, Blue)

Pada color image atau RGB masing-masing piksel memiliki warna tertentu, warna tersebut adalah merah (*Red*), hijau (*Green*) dan biru (*Blue*). Pada masing-masing warna memiliki 8 bit yaitu range 0 - 255, maka totalnya adalah $255^3 = 16.581.375$ (16 K) variasi warna berbeda pada gambar, dimana variasi warna ini cukup untuk gambar apapun [7].

2. Keabuan (Grayscale)

Citra digital keabuan (*grayscale*) setiap piksel memiliki warna gradasi mulai dari putih sampai hitam. Rentang tersebut menunjukkan bahwa setiap piksel dapat diwakili oleh 8 bit, atau 1 byte [7]. Rentang warna pada keabuan sangat cocok digunakan untuk pengolahan file gambar. Salah satu bentuk fungsinya digunakan dalam kedokteran (X-ray), keabuan sebenarnya merupakan hasil rata-rata dari *color image*.

3. Binary Image

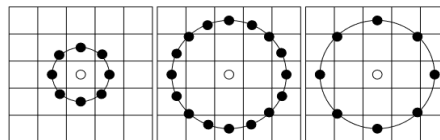
Setiap piksel hanya terdiri dari warna hitam atau putih, karena hanya ada dua warna untuk setiap piksel, maka hanya perlu 1 bit per piksel (0 dan 1) atau dalam bentuk angka 0 warna hitam dan 255 warna putih), sehingga sangat efisien dalam hal penyimpanan [7].

2.4 Local Binary Pattern

Local Binary Pattern (LBP) adalah deskriptor tekstur terbaik dan telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi [8]. Pola biner mendukung ekstraksi fitur untuk mengklasifikasikan secara efisien Tekstur pada LBP secara eksternal terdiri atas berbagai motif dan pola. LBP didefinisikan sebagai perbandingan nilai biner piksel pada pusat citra terdiri dari 8 nilai piksel disekelilingnya. Karena sekelilingnya terdiri dari 8 piksel, total $2^8 = 256$ label yang berbeda dapat diperoleh tergantung pada nilai abu-abu relatif pusat dan piksel di sekelilingnya [8]. Maka dimisalkan pada sebuah citra bekerja dalam blok 3×3 piksel dari suatu gambar, nilai biner pada pusat citra dibandingkan dengan nilai sekelilingnya [9]. Output dari LBP adalah vektor-vektor fitur dengan n-dimensi yang digunakan sebagai input untuk pengklasifikasi lainnya. Rumus komputasi LBP sebagai berikut [9]:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Fungsi diatas bertujuan untuk menghilangkan variable yang disebabkan oleh iluminasi kontras sehingga citra iris mata dengan berbagai pencahayaan akan mendapatkan output yang hampir mirip. Dengan melakukan ekstraksi piksel menggunakan LBP, maka didapatkan suatu nilai matrik baru yang akan dirubah ke histogram untuk memperoleh fitur iris mata. Nilai piksel disisipkan secara bilinear setiap kali titik pengambilan sampel tidak berada di pusat piksel sebagai berikut:



Gambar 2.2 Varian lingkaran LBP [10].

2.5 Ekstraksi Ciri Orde Pertama

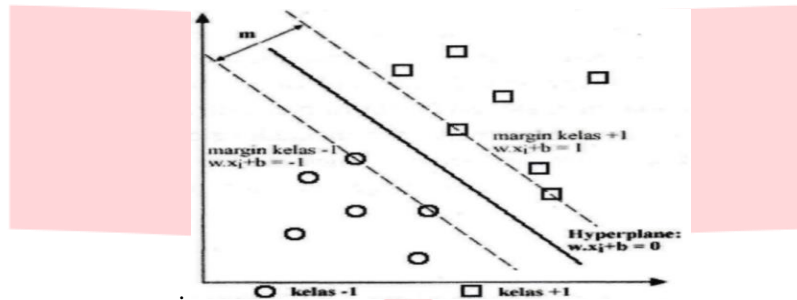
Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Beberapa parameter ciri orde pertama, antara lain adalah *Mean*, *Variance*, *Skewness*, *Standar Deviasi*, *Kurtosis*, Dan *Entropy*. Berikut beberapa rumus dari ciri parameter orde pertama [10]:

1. Mean merupakan ekstraksi ciri statistik yang menunjukkan ukuran dispersi citra.
2. Variance merupakan variasi elemen-elemen matriks kookurensi pada histogram suatu citra.
3. Skewness merupakan parameter menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram. Skewness juga merupakan ketidaksimetrisan suatu data.
4. Kurtosis Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

5. Entropy Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk dari suatu citra. Suatu citra bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi).
6. Standar Deviasi merupakan ukuran variasi atau dispersi dari nilai-nilai suatu data.

2.6 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan metode klasifikasi untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi [11]. Pada dimensi baru akan mencari *hyperplane* untuk memisahkan kedua kelas, kemudian kelas tersebut dapat dipisahkan dengan *hyperplane*. SVM menemukan *hyperplane* ini menggunakan *support vector* dan *margin*. Konsep dari SVM yaitu bekerja dengan baik pada set data dengan dimensi tinggi, SVM juga menggunakan teknik kernel harus memetakan data asli dari dimensi asalnya menjadi dimensi lain yang relatif lebih tinggi [12]



Gambar 2. 3 Margin Hyperplane [12]

Dengan memberikan label -1 untuk kelas pertama dan +1 untuk kelas kedua, maka untuk semua data uji menggunakan persamaan sebagai berikut [12]:

$$y = \begin{cases} +1, & \text{jika } w \cdot z + b > 0 \\ -1, & \text{jika } w \cdot z + b < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Ilustrasi kernel yang digunakan untuk memetakan dimensi awal (yang lebih rendah) ke set data yang baru (dimensi yang lebih tinggi) ditunjukkan oleh Gambar (2.12) tersebut dan algoritma pemetaan kernel diberikan sebagai berikut [12]:

Berikut beberapa fungsi kernel yang dapat digunakan:

Tabel 1.1 Fungsi kernel [13].

Nama kernel	Definisi fungsi
linear	$k(x, y) = x \cdot y$
polynomial	$k(x, y) = (x \cdot y + c)^d$
Gaussian RBF	$k(x, y) = \exp \left[\frac{-\ x - y\ ^2}{2\sigma^2} \right]$

2.6.1 Multiclass SVM

Klasifikasi SVM hanya dapat mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas. Kemudian penelitian selanjutnya dilakukan dengan mengembangkan SVM sehingga bisa mengklasifikasi data yang memiliki jumlah kelas lebih dari dua atau klasifikasi multiclass. Berikut dua metode yang dipakai dalam multiclass SVM:

1. Metode “*one-against-all*”

Pada metode klasifikasi multikelas *One-against-all*, terdapat k model klasifikasi SVM, dengan k adalah banyak kelas [13]. SVM melakukan klasifikasi dua kelas antara satu kelas dengan kelas-kelas lain yang dianggap sebagai satu kelas.

2. Metode “*one-against-one*”

Metode yang lainnya disebut *one-against-one*. Ketika jumlah kelas adalah C , metode ini membangun klasifikasi $C(C-1)/2$ [13]. Terdapat beberapa metode untuk melakukan pengujian setelah keseluruhan $C(C-1)/2$ model klasifikasi selesai dibangun.

2.7 K-Nearest Neighbor

Algoritma K-NN merupakan algoritma yang melakukan klasifikasi berdasarkan jarak terdekat suatu data dengan data yang lain. Dalam klasifikasi K-NN, output adalah keanggotaan kelas, dengan objek yang ditugaskan ke kelas yang paling umum di antara tetangga k terdekatnya (k adalah bilangan bulat positif) [14]. Berikut rumus Cosine Distance yang digunakan:

$$d_{s,t} = 1 - \cos \theta \quad (4)$$

$$\cos \theta = \frac{x_s \cdot x_t}{|x_s| |x_t|}$$

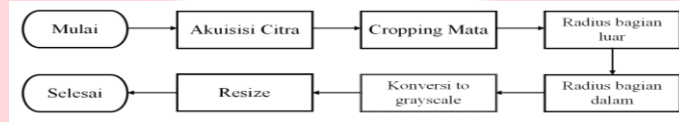
2.8 Perancangan Sistem

Pada tahap ini menjelaskan alur dan langkah pemrograman untuk pengenalan pola iris mata yang kemudian akan diklasifikasikan hasil identifikasinya. Metode dan klasifikasi yang digunakan ialah metode *Local Binary Pattern* (LBP), kemudian melakukan klasifikasi dari hasil ekstraksi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) sebagai pembanding



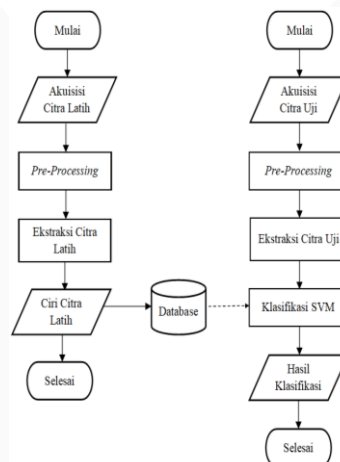
Gambar 2.4 Perancangan Sistem

Akuisisi citra merupakan tahap awal untuk mendapatkan citra digital. *Preprocessing* merupakan tahap untuk citra yang akan diuji sebelum ke ekstraksi ciri, *preprocessing* bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra yang akan diuji. Diagram alir preprocessing terlihat pada Gambar 2.5 berikut ini:



Gambar 2.5 Diagram Blok *Pre-processing*

Setelah proses akuisisi citra dan pre-processing, untuk mendapatkan hasil citra pola iris mata kemudian dilakukan tahapan identifikasi citra seperti diagram alir yang ditunjukkan pada gambar 2.6. Pada tahap pelatihan, untuk setiap prosesnya terdiri atas akuisisi, pre-processing, kemudian segmentasi terhadap data citra latih yang dimasukkan, kemudian melakukan ekstraksi ciri dari setiap citra hasil keluaran. Proses ekstraksi ciri menggunakan metode *Local Binary Pattern* ini digunakan untuk melatih data citra awal, sehingga diperoleh beberapa fitur dari data latih yang akan dijadikan database untuk tahapan klasifikasi saat tahap pengujian. Tahap pengujian digunakan untuk uji data citra sehingga dapat diklasifikasikan oleh perangkat lunak. Pada tahap pengujian, terdiri atas pre-processing dan segmentasi terhadap data uji citra yang dimasukkan, kemudian menghasilkan ekstraksi ciri. Sehingga didapatkan vektor ciri yang selanjutnya menjadi masukkan dari *Support Vector Machine* sehingga didapatkan hasil klasifikasi.



Gambar 2.6 Blok Diagram Data Latih dan Data Uji

3. Pembahasan

Pengujian sistem dilakukan menggunakan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel dan kesimpulan dalam bentuk grafik. Pada pengujian ini dilakukan untuk mendapatkan keluaran hasil citra pola iris mata individu. Untuk mendapatkan keluaran tersebut dilakukan dengan menggunakan empat skenario.

3.1 Pengaruh Ukuran Citra Dan Jenis SVM Multikelas Terhadap Performansi Sistem

Pada skenario pengujian dilakukan dengan menggunakan parameter SVM OAA dan OAO, 6 ciri statistik berupa (*Mean, Kurtosis, Standar Deviasi, Skewness, Variance, Entropy*) dan fungsi Kernel berupa *Gaussian*. Pengujian sistem ini akan membandingkan nilai resize 16x16, 32x32, 64x64 terhadap performansi sistem. Berikut hasil pengujian pengaruh ukuran citra dan jenis multiclass terhadap performansi sistem pada tabel 3.1 data citra iris mata terdiri dari 350 data latih dan 350 data uji untuk mata kanan dan kiri. maka akan didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3.1 Pengujian Performansi Sistem Ukuran Citra Dan Jenis Multikelas SVM

size	Mata Kanan				Mata Kiri			
	Akurasi (%)		Waktu komputasi (s)		Akurasi (%)		Waktu komputasi (s)	
	OAA	OAo	OAA	OAo	OAA	OAo	OAA	OAo
16x16	84	78	18,06	437,675	86,2857	78,5714	13,685	393,96
32x32	85,1429	84,5714	18,865	446,53	85,7143	86,5714	16,835	389,55
64x64	85,1429	85,1429	25,935	397,005	87,4286	87,4286	19,32	384,615

Berdasarkan Tabel 3.1, dapat disimpulkan dengan hasil pengujian diatas bahwa pengaruh ukuran citra iris mata dan jenis multikelas yang digunakan yaitu size 64x64 dan untuk jenis SVM multikelas yaitu OAA. akurasi sistem diatas dapat dilihat untuk mata kanan akurasi tertinggi adalah 85,1429%. Sedangkan untuk mata kiri akurasi tertinggi yaitu 87,4286%. Pada waktu komputasi sistem mata kiri yaitu 13,685 detik, sedangkan untuk mata kanan yaitu 18,06 detik. Maka pada kedua mata tersebut terlihat bahwa mata kiri mempunyai akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan akurasi mata kanan. Akurasi tertinggi didapatkan meskipun waktu komputasi sistem lebih lama sedangkan waktu komputasi terendah belum mendapatkan akurasi yang baik.

3.2 Pengaruh Fungsi Kernel Terhadap Peformansi Sistem

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap parameter fungsi kernel yang digunakan yaitu *Gaussian*, *Linear*, *Polynomial*. Fungsi kernel tersebut akan menjadi acuan untuk tahap pengujian selanjutnya pada parameter ciri statistik. Pada tahap ini menggunakan jenis SVM multikelas OAA, size 64x64.

Tabel 3.2 Pengujian Parameter Fungsi Kernel

Parameter Fungsi Kernel				
Fungsi Kernel	Mata Kanan		Mata Kiri	
	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
Gaussian	85,1429	29,89	87,4286	15,365
Linear	0,5714	16,8	1,1429	15,575
Polynomial	1,4286	18,725	1,4286	17,15

dapat dilihat bahwa nilai akurasi dan waktu komputasi yang terbaik didapatkan pada saat fungsi kernel *Gaussian*. Pada percobaan fungsi kernel *Gaussian* mata kanan mendapatkan akurasi sebesar 85,14% dan waktu komputasi 29,89 detik. Selanjutnya terlihat juga fungsi kernel pada mata kiri mendapatkan akurasi sebesar 87,428% dan waktu komputasi 15,365 detik. Maka disimpulkan bahwa akurasi terbaik terdapat pada mata kiri dengan fungsi kernel *Gaussian* karena jenis fungsi kernel gaussian banyak dipakai pada analisis data yang valid dan memakai tools default SVM. Pada analisis tersebut didapatkan performansi sistem yang terendah adalah fungsi kernel *Linear* karena biasanya digunakan pada klasifikasi teks.

3.3 Pengujian Parameter Ciri Statis

Pada bagian ini dilakukan pengujian dengan memasukan 6 parameter ciri statistik orde pertama dengan menggunakan klasifikasi SVM. Ciri Statistik yang digunakan antara lain *mean*, *variance*, *standar deviasi*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*. Ciri tersebut akan menjadi acuan klasifikasi SVM dalam mengelompokan data masukan. Didapatkan nilai akurasi dan waktu komputasi dengan menggunakan satu ciri statistik, dua ciri statistik, tiga ciri statistik, empat ciri statistik, lima ciri statistik, dan enam ciri statistik. Berikut hasil pengujian terbaik dari semua kombinasi parameter ciri statistik terdapat pada mata kiri seperti terlihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3

Ciri Statistik	Mata Kanan		Ciri Statistik	Mata Kiri	
	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)		Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
	OAA	OAA		OAA	OAA
Variance	85,1429	29,4	Variance	87,4286	25,34
Skewness dan Variance	85,4286	22,015	Standar Deviasi dan Variance	87,4286	16,45
Mean, Standar Deviasi, dan Variance	85,4286	18,515	Mean, Standar Deviasi, Variance	87,4286	16,94
Mean, Standar Deviasi, Skewness, Kurtosis, dan Entropy	85,1429	20,58	Mean, Skewness, Kurtosis, Variance, dan Entropy	87,7143	16,52
Mean, Standar Deviasi, Skewness, Kurtosis, Variance, dan Entropy	85,1429	25,935	Mean, Standar Deviasi, Skewness, Kurtosis, Variance, dan Entropy	87,4286	19,32

3.4 Perbandingan Parameter Klasifikasi SVM dan KNN

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem dengan melakukan perbandingan parameter klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi dan waktu komputasi yang terbaik. Pada pengujian ini parameter klasifikasi yang digunakan yaitu SVM dan KNN dengan menetapkan ketentuan yaitu ketika size 64x64.

Tabel 3.4 Hasil Perbandingan Klasifikasi

Perbandingan Klasifikasi		
Klasifikasi	Akurasi (%)	Waktu Komputasi
KNN (K=1)	88,2857	6,79
SVM (OAA)	87,4286	19,32

Pada Tabel 3.4 berdasarkan hasil pengujian menggunakan dua parameter klasifikasi yaitu KNN dan SVM. Hasil dari pengujian ini didapatkan akurasi terbaik yaitu 88,2857% pada KNN dengan k=1 dengan waktu komputasi yaitu 6,79 detik. Pada klasifikasi KNN akurasi terbaik pada K=1 dengan melihat jarak terdekat ketetanggaannya, sedangkan pada klasifikasi SVM akurasi terbaik menggunakan multiclass OAA.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada simulasi pengenalan individu dengan menggunakan pola iris mata, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) sudah dapat digunakan untuk pengenalan individu dengan melakukan pengolahan citra pola iris mata.
2. Dapat mengetahui parameter yang dapat memberikan hasil akurasi terbaik dalam pengenalan pola citra iris mata yaitu pada mata kiri dengan size 64x64, jenis fungsi kernel gaussian, dan jenis multiclass SVM *One Againsts All* (OAA).
3. Mengetahui hasil akurasi terbaik dari perbandingan klasifikasi (K- Nearest Neighbor) KNN dan (*Support Vector Machine*) SVM menggunakan metode LBP pada pola iris mata kiri yaitu sebesar 88,28% terdapat pada KNN dengan nilai k=1.
4. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan parameter ciri statistik maka yang paling baik menggunakan 6 parameter ciri statistik memperoleh performansi akurasi dan waktu komputasi terbaik yaitu 87,4286% dengan waktu komputasi sebesar 19,32 detik pada pola iris mata kiri.

Daftar Referensi

- [1] A. K.Jain and Arun, Handbook of Biometrics, springer, 2008.
- [2] D. Heksaputra, D. P. Wijaya and S. Nilawati, "Perbaikan Kualitas Citra Iris Mata," *Universitas Islam Indonesia*, vol. 7, no. 2, pp. 11-23, 2015.
- [3] N. S. Sarode and D. A. Patil, "Iris Recognition using LBP with Classifiers-KNN and NB," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 4, no. 1, pp. 1904-1908, 2015 .

- [4] D. Krishna, G. Preeti, G. Diksha and A. Dhindsa, "An Effective Feature Extraction Approach for Iris Recognition System," *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 9, no. 47, pp. 2-5, 2016.
- [5] S. Shrivastava, "Biometric: Types and its Applications," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, pp. 204-207, 2013.
- [6] M. S. P.Kumawat, M. P.Gadekar, M. P.Ratnaparkhi and M. J. T.Arote, "Person Identification Technique Using Human Iris Recognition," *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, vol. 4, no. 3, pp. 395-400, 2016.
- [7] T. M. Pulung Nurtantio Andono, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: ANDI, 2017.
- [8] M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao and T. Ahonen, *Computer Vision Using Local Binary Patterns*, london: Springer, 2011.
- [9] M. A. Rahim, M. N. Hossain and T. Wahid, "Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP)," *Global Journal of Computer Science and Technology*, vol. 13, no. 4, 2013.
- [10] Y. Permadi and Murinto, "Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik," *JURNAL INFORMATIKA*, vol. 9, no. 1, pp. 1028-1038, 2015.
- [11] P. P. Widodo, R. T. Handayanto and Herlawati, *Penerapan Data Mining Dengan Matlab*, Bandung: Rekayasa Sains, 2013.
- [12] E. Prasetyo, *Data Mining-Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*, Yogyakarta: ANDI, 2014.
- [13] J. H. a. J. v. L. G. Goos, *Pattern Recognition with Support Vector Machines*, NewYork: Springer, 2002.
- [14] S. Pardhi and S. G. Qureshi, "Designing and Implementation of Iris recognition System Using Morphological Bridged Canny Edge Detection and KNN Classifier," *International Journal Of Engineering And Computer Science*, vol. 4, no. 6, pp. 12604-12609, 2015.